

BAB III

LANDASAN TEORI

Permasalahan yang diselesaikan dalam tesis ini adalah deteksi emosi. Deteksi emosi termasuk salah satu persoalan utama dalam *affective computing* (Calvo & D'Mello, 2010). Bidang penelitian *affective computing* melibatkan berbagai bidang ilmu seperti psikologi dan komputer (Anusha & Sandhya, 2015; Tarhanicova, et al., 2015). Bidang ilmu psikologi berperan dalam memberikan landasan teori menyangkut emosi, sedangkan ilmu komputer menyediakan metode untuk melakukan komputasi terhadap emosi. Pada tesis ini komputasi digunakan untuk melakukan deteksi emosi dari teks.

Pada bab ini akan diberikan sejumlah teori yang mendasari model deteksi emosi dari teks. Penjelasan menyangkut model emosi diberikan terlebih dahulu pada bagian pertama. Selanjutnya penjelasan deteksi emosi dari teks diberikan pada bagian kedua. Pendekatan yang digunakan dalam tesis ini adalah pendekatan *keyword-spotting* dan *learning based*. Penjelasan menyangkut pendekatan *keyword-spotting* diberikan pada bagian ketiga. Sedangkan penjelasan pendekatan *learning based* akan diberikan pada bagian keempat.

3.1. Model Emosi

Deteksi emosi bertujuan untuk mengetahui keadaan emosi dari pengguna. Terdapat berbagai jenis emosi yang dapat diekspresikan oleh pengguna. Jenis emosi tersebut menjadi dasar dari deteksi emosi (Tarhanicova, et al., 2015). Oleh karena

itu, sebelum melakukan deteksi emosi maka model emosi harus ditentukan terlebih dahulu (Gunes & Schuller, 2013; Tarhanicova, et al., 2015).

Berbagai model emosi telah diusulkan oleh para peneliti dalam bidang psikologi dan telah digunakan dalam penelitian deteksi emosi. Meskipun terdapat berbagai model emosi, terdapat dua model emosi yang banyak digunakan dalam deteksi emosi yaitu *categorical* dan *dimensional* (Yang & Chen, 2012; Calvo & Kim, 2013; Francisco & Gervas, 2013; Gunes & Schuller, 2013).

3.1.1. Model *categorical*

Pada model *categorical*, emosi dikelompokkan menjadi sejumlah emosi dasar (Peter & Herbon, 2006). Emosi dasar tersebut menjadi kategori emosi yang saling berbeda satu sama lain dan setiap kategori memiliki label (Binali & Potdar, 2012; Anusha & Sandhya, 2015). Kategori emosi pada model *categorical* berjumlah 2 hingga 18 (Peter & Herbon, 2006). Terdapat enam kategori emosi dasar yaitu senang, sedih, marah, takut, terkejut dan sedih (Ekman, 1992). Selain enam emosi dasar tersebut, jenis emosi juga dapat disesuaikan dengan domain permasalahan. Jenis emosi seperti “bosan (*boredom*)”, “frustrasi (*frustration*)” dan “bingung (*confusion*)” telah digunakan dalam sistem tutor cerdas “*AutoTutor*” (D’Mello, et al., 2007).

3.1.2. Model *dimensional*

Pada model *dimensional*, emosi dimodelkan dalam bentuk dimensi (Peter & Herbon, 2006). Suatu jenis emosi menempati suatu titik pada ruang dimensi tersebut. Jenis emosi pada model *dimensional* saling terkait satu dengan yang lain

(Gunes & Pantic, 2010). Secara umum terdapat tiga dimensi pada model *dimensional* yaitu *valence*, *arousal* dan *dominance* (Gunes & Pantic, 2010). *Valence* menunjukkan tingkat positif atau negatif dari suatu emosi. *Arousal* menunjukkan tingkat aktif atau pasif dan *dominance* menunjukkan tingkat pengendalian terhadap emosi. Salah satu model emosi *dimensional* yaitu model *circumplex Russell's* (Russell, 1980).

Model emosi yang digunakan pada tesis ini yaitu model *categorical*. Model emosi terdiri dari lima kategori emosi yaitu senang, cinta, marah, takut dan sedih (Shaver, et al., 2001).

3.2. Deteksi Emosi dari Teks

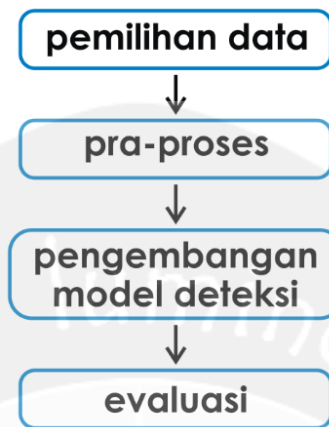
Salah satu persoalan utama dalam penelitian *affective computing* adalah deteksi emosi (Calvo & D'Mello, 2010; Quan & Ren, 2014). Deteksi emosi bertujuan untuk mengenali keadaan emosi dari pengguna. Komputer dapat mengolah dan memberikan tanggapan yang tepat jika komputer dapat mengenali terlebih dahulu keadaan emosi pengguna (Calvo & D'Mello, 2010; D'Mello & Kory, 2012). Oleh karena itu, deteksi emosi menjadi proses pertama dan utama sebelum komputer dapat mengolah emosi pengguna.

Deteksi emosi dari pengguna dapat dilakukan melalui berbagai cara dan media seperti suara, ekspresi wajah dan teks. Teks merupakan media utama dalam berkomunikasi menggunakan komputer (Anusha & Sandhya, 2015). Selain berisi informasi, teks juga dapat berisi sentimen ataupun emosi (Alm, et al., 2005; Mohammad & Kiritchenko, 2015). Berdasarkan hal tersebut maka teks dapat digunakan untuk mendeteksi emosi.

Deteksi emosi dari teks merupakan persoalan untuk mencari hubungan antara suatu teks dengan suatu jenis emosi tertentu (Kao, et al., 2009). Proses deteksi emosi dari teks menerima masukan berupa teks dan label emosi. Selanjutnya menggunakan suatu fungsi maka akan dihasilkan pasangan teks dan label emosi yang sesuai. Bentuk umum deteksi emosi dari teks adalah sebagai berikut: misalkan E adalah kumpulan label emosi, A adalah penulis teks T dan T menunjukkan teks yang memuat emosi didalamnya. Terdapat sebuah fungsi r yang memetakan hubungan antara emosi E dari penulis A dengan teks T , fungsi r tersebut ditunjukkan pada persamaan (3. 1) :

$$r: A \times T \rightarrow E \quad (3. 1)$$

Secara umum deteksi emosi dari teks terdiri dari enam tahap yaitu pemilihan sumber data, pra-proses, pengembangan model deteksi, *post*-proses, hasil dan evaluasi (Binali & Potdar, 2012). Namun dari keenam tahap tersebut, terdapat empat proses utama dalam deteksi emosi dari teks seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.1. Tahap pertama yaitu menentukan data yang digunakan. Selanjutnya dilakukan pengolahan awal data yang disebut dengan pra-proses. Tahap ketiga yaitu membangun model deteksi. Tahap terakhir yaitu evaluasi terhadap model deteksi.



Gambar 3.1. Proses Utama Deteksi Emosi dari Teks

Berikut ini penjelasan setiap proses dalam deteksi emosi sesuai Gambar 3.1.

3.2.1. Pemilihan sumber data

Tahap pertama dari proses deteksi emosi adalah menentukan data yang akan dianalisis. Proses deteksi emosi dapat dilakukan pada berbagai jenis data teks. Namun demikian, pada data teks tertentu terdapat lebih banyak ekspresi emosi didalamnya (Mohammad & Kiritchenko, 2015). Data teks tersebut seperti dongeng anak – anak, novel, blog dan tweet.

3.2.2. Pra-proses

Pada tahap pra-proses dilakukan sejumlah proses awal terhadap data. Proses awal bertujuan untuk mempersiapkan data sebelum digunakan pada tahap pengembangan model deteksi. Proses tersebut diantaranya : penghapusan *stop-words*, tokenisasi dan *stemming* (Binali & Potdar, 2012).

3.2.3. Pengembangan model deteksi

Model deteksi merujuk pada bagaimana proses deteksi emosi dari teks dilakukan (Binali & Potdar, 2012). Terdapat berbagai pendekatan yang telah digunakan untuk mengembangkan model deteksi. Secara umum pendekatan untuk mengembangkan model deteksi dapat dikelompokkan menjadi tiga yaitu *keyword-spotting*, *learning-based* dan *rule-based* (Anusha & Sandhya, 2015).

1. *Keyword-spotting*

Pendekatan *keyword-spotting* melakukan deteksi emosi pada level kata (Anusha & Sandhya, 2015). Proses deteksi dilakukan dengan mencocokkan setiap kata pada teks masukkan terhadap sejumlah kata kunci. Kata kunci ini dapat berupa pasangan kata dengan jenis emosi ataupun dilengkapi dengan bobot untuk setiap jenis emosi (Krcadinac, et al., 2013). Jenis emosi dari teks masukkan ditentukan berdasarkan akumulasi dari setiap kata kunci yang ditemukan untuk setiap jenis emosi. Oleh karena itu kata kunci emosi merupakan komponen utama dalam *keyword-spotting*.

Pendekatan *keyword-spotting* bergantung pada kumpulan kata kunci yang berhubungan dengan jenis emosi. Kumpulan kata kunci emosi ini disebut dengan leksikon emosi. Terdapat beberapa leksikon emosi yang sudah digunakan dalam deteksi emosi seperti *WordNet-Affect* (Strapparava & Valitutti, 2004), *Affect database* (Neviarouskaya, et al., 2011) dan *EmoLex* (Mohammad & Turney, 2013).

2. *Learning-based*

Pada pendekatan *learning-based*, persoalan deteksi emosi dipandang sebagai persoalan klasifikasi (Alm, et al., 2005; Anusha & Sandhya, 2015). Tujuan utama dalam pendekatan *learning-based* adalah mencari fungsi f yang dapat memetakan suatu teks s dengan jenis emosi em seperti pada persamaan (3. 2).

$$f: s \rightarrow em \quad (3. 2)$$

Hasil dari fungsi f adalah pasangan teks s dengan jenis emosi em yang sesuai (s, em) . Fungsi f tersebut juga disebut sebagai *classifier*.

Tujuan utama dari *learning-based* adalah menemukan fungsi pemetaan f atau *classifier*. Fungsi ini diperoleh dengan melakukan pembelajaran menggunakan sejumlah data latih yang disebut *corpus*. Pendekatan *learning-based* bergantung pada metode dan *corpus* yang digunakan dalam proses pembelajaran (Binali & Potdar, 2012). Secara umum metode pembelajaran yang digunakan terdiri dari dua yaitu terbimbing (*supervised*) dan tidak terbimbing (*unsupervised*).

Pada pembelajaran terbimbing (*supervised*) *corpus* yang digunakan adalah data teks yang sudah memiliki label emosi (Anusha & Sandhya, 2015). Data yang sudah dianotasi ini selanjutnya digunakan untuk melatih *classifier* seperti *Support Vector Machine* (SVM) dan *Naive Bayes Classifier* (NBC). Sedangkan pada pembelajaran tidak terbimbing (*unsupervised*) data yang digunakan tidak memiliki label emosi (Kim, et al., 2010). Metode seperti

Latent Semantic Analysis (LSA) digunakan untuk membangun model deteksi dari data yang tidak memiliki label emosi.

3. *Rule-based*

Pada pendekatan *rule-based*, proses deteksi emosi dilakukan menggunakan sejumlah aturan. Aturan tersebut merupakan aturan linguistik yang merujuk pada bentuk struktur bahasa dari teks masukan (Binali & Potdar, 2012; Anusha & Sandhya, 2015). Leksikon emosi dapat digunakan untuk membentuk aturan linguistik (Anusha & Sandhya, 2015). Selain aturan linguistik, pendekatan *rule-based* juga menggunakan aturan dalam bentuk basis pengetahuan yang diturunkan dari kejadian nyata sehari – hari.

3.2.4. Evaluasi

Tahap terakhir dari proses deteksi yaitu evaluasi. Evaluasi dilakukan untuk mengetahui unjuk kerja dari model deteksi emosi (Binali & Potdar, 2012). Unjuk kerja dari model deteksi diukur menggunakan alat ukur berupa nilai *precision*, *recall* dan *F1-measure* (Binali & Potdar, 2012). Ketiga nilai alat ukur tersebut dapat dihitung berdasarkan tabel *confusion matrix*. Tabel *confusion matrix* untuk *binary classification* dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1. Confusion Matrix

Data	Deteksi positif	Deteksi negatif
positif	<i>true positive (tp)</i>	<i>false negative (fn)</i>
negatif	<i>false positive (fp)</i>	<i>true negative (tn)</i>

Berikut ini penjelasan untuk nilai tp , fn , fp dan tn pada Tabel 3.1 (Sokolova & Lapalme, 2009) :

- *true positive* : jumlah data positif yang dideteksi sebagai kelas positif
- *false positive* : jumlah data negatif yang dideteksi sebagai kelas positif
- *true negative* : jumlah data negatif yang dideteksi sebagai kelas negatif
- *false negative* : jumlah data positif yang dideteksi sebagai kelas negatif.

Nilai *precision*, *recall*, *accuracy* dan *F1* dihitung menggunakan persamaan sebagai berikut :

$$precision = \frac{tp}{tp + fp} \quad (3.3)$$

$$recall = \frac{tp}{tp + fn} \quad (3.4)$$

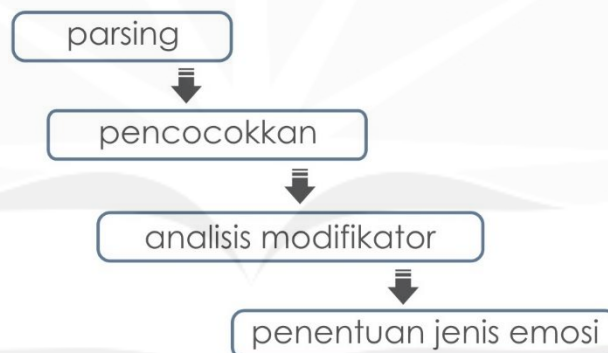
$$F1 = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall} \quad (3.5)$$

$$accuracy = \frac{tp + tn}{tp + fn + fp + tn} \quad (3.6)$$

3.3. Pendekatan *Keyword-Spotting*

Pendekatan *keyword-spotting* dilakukan untuk mendeteksi jenis emosi pada level kata (Anusha & Sandhya, 2015). Deteksi dilakukan dengan cara mencocokkan setiap kata dengan kata kunci yang terdapat pada leksikon emosi (Krcadinac, et al., 2013; Anusha & Sandhya, 2015). Pendekatan *keyword-spotting* terdiri dari empat proses yaitu proses *parsing*, proses pencocokkan, proses analisis modifikator dan proses penentuan jenis emosi (Krcadinac, et al., 2013). Keempat proses tersebut ditunjukkan pada Gambar 3.2.

Proses pertama dalam *keyword-spotting* adalah *parsing* atau tokenisasi. Proses *parsing* adalah proses memecah kalimat masukkan menjadi token atau kata. Proses selanjutnya yaitu pencocokkan. Setiap kata hasil *parsing* akan dicocokkan dengan kata kunci yang terdapat didalam leksikon emosi. Jika ditemukan kata kunci yang sesuai maka bobot emosi dari kata kunci tersebut diambil. Setelah dilakukan pencocokkan maka proses dilanjutkan dengan melakukan analisis modifikator. Analisis modifikator bertujuan untuk menemukan kata yang dapat merubah bobot emosi seperti kata negasi. Proses terakhir yaitu menentukan jenis emosi berdasarkan bobot emosi dari setiap kata emosi. Salah satu cara menentukan jenis emosi yaitu dengan memilih jenis emosi yang memiliki bobot emosi paling besar.



Gambar 3.2. Proses *Keyword-Spotting*

3.4. Pendekatan *Learning-Based*

Pendekatan *learning-based* merupakan pendekatan yang menggunakan *corpus* untuk melatih model deteksi (Krcadinac, et al., 2013). Model deteksi dikembangkan berdasarkan metode pembelajaran mesin. Salah satu metode pembelajaran mesin yang efisien dan memberikan hasil baik untuk data teks adalah Naive Bayes (Farid, et al., 2014).

Naive Bayes merupakan metode probabilitas yang berdasarkan pada teorema bayes (Mitsa, 2010). Proses deteksi emosi menggunakan Naive Bayes terdiri dari dua tahap utama yaitu :

3.4.1. Tahap pelatihan

Pada tahap pelatihan dihitung nilai probabilitas setiap jenis emosi $P(C_i)$ dari data latih menggunakan persamaan (Mitsa, 2010) :

$$P(C_i) = \frac{N(C_i)}{N_{total}} \quad (3.7)$$

dimana $N(C_i)$ adalah jumlah data latih yang termasuk jenis emosi C_i dan N_{total} adalah jumlah seluruh data latih. Tahap pelatihan juga akan menghitung nilai probabilitas dari setiap kata w_k untuk setiap jenis emosi C_i menggunakan persamaan :

$$P(w_k|C_i) = \frac{nk + 1}{n + v} \quad (3.8)$$

dimana nk adalah jumlah kemunculan kata w_k pada jenis emosi C_i , n adalah jumlah kata pada tiap jenis emosi dan v adalah jumlah kosakata pada data latih. Hasil dari tahap pelatihan adalah nilai probabilitas dari setiap jenis emosi ($P(C_i)$) dan nilai probabilitas setiap kata untuk setiap jenis emosi ($P(w_k|C_i)$).

3.4.2. Tahap klasifikasi

Tahap klasifikasi merupakan tahap untuk menentukan jenis emosi dari kalimat masukan. Setiap kata dari kalimat masukan yang belum diketahui jenis emosi akan dicari nilai probabilitasnya untuk setiap jenis emosi. Nilai ini ditentukan

berdasarkan nilai probabilitas hasil tahap pelatihan. Selanjutnya jenis emosi ditentukan berdasarkan nilai probabilitas posterior terbesar. Nilai posterior maksimal dihitung menggunakan persamaan berikut (Mitsa, 2010) :

$$C_{MAP} = \underset{ci \in C}{argmax} P(C_i) \prod_{m=1}^n P(w_k|C_i) , \quad (3.9)$$

dimana $P(C_i)$ menunjukkan nilai probabilitas setiap jenis emosi dan dihitung menggunakan persamaan (3.7). Sedangkan $P(w_k|C_i)$ merupakan nilai probabilitas setiap kata pada setiap jenis emosi. Nilai $P(w_k|C_i)$ dihitung menggunakan persamaan (3.8).

Persamaan (3.9) melakukan perkalian nilai probabilitas yang bertipe *float*. Kondisi tersebut dapat mengakibatkan terjadi *floating-point underflow*. Oleh karena itu persamaan (3.9) diubah menjadi operasi penjumlahan sebagai berikut :

$$C_{MAP} = \underset{ci \in C}{argmax} \log P(C_i) + \sum_{m=1}^n \log P(w_k|C_i) , \quad (3.10)$$